

# 深層学習に基づく任意に変形した長方形布の形状認識

2018 年 4 月 17 日

60190018 今川 涼介

## ・学習データ，テストデータの作成方法

1. どのようなシミュレーション画像を作成したか（布の姿勢）  
ーシミュレータで布の落下中に障害物と衝突させることで布の一部が折れ曲がったような画像を作成し使用しました.
2. 学習データとテストデータにおいて生成方法の違いはあるのか  
ーテストデータの作成では衝突物体の大きさの変更や，学習データの作成時には使用しなかった位置で衝突させることで，学習データと異なる変形を起こしました.
3. 背景差分法とはどのような方法か  
ーGrabCut というアルゴリズムを用いて背景差分を行いました.
4. 実物の画像に対して背景差分法を使用していたが複雑な環境で背景差分法は使えるか  
ー本研究では変形した布の認識を目的としているため，布領域は既知であると仮定して実験を行いました.

## ・学習方法

1. 学習データの数はシミュレーションと実物の実験で同じなのか  
ー同じです. 今回の発表では同じ学習データで学習した SegNet を用いて，シミュレーションから作成した画像，実物の布を撮影した画像の認識を行いました.
2. 特徴点の認識はどうしているのか  
ー特徴点を学習した SegNet が自動的に認識します.
3. 特徴点の個数が 49 点だが， $6 \times 6$ ， $8 \times 8$  などにしていない明確な理由はなにか  
ー長方形の布の中心線上に特徴点を配置するために一辺の特徴点の数を奇数にしました. その際， $5 \times 5$  では表現が不十分， $9 \times 9$  では表現が過剰であると考えたため  $7 \times 7$  という数を使用しました.

4. 損失関数に平均二乗誤差を用いた理由はなにか

ー深層学習を用いた回帰問題で平均二乗誤差を用いられることが多いためです。平均二乗誤差を用いる利点としては、誤差が正の値となることや、誤差が二乗されていることで間違った推定値を真値に近づけようとする作用が大きくなることなどが挙げられます。

5. 他のニューラルネットと比べて SegNet を用いる利点はなにか

ーアップサンプリング層を用いることで入力画像と同じサイズのヒートマップ画像を出力することができる点です。これにより、特徴点の位置をより正確に推定することが可能になります。

6. 陰影や日照環境などは学習していないのか

ー今回は陰影や照明環境については学習していません。しかし、シミュレータ上で周辺環境の設定が可能であるため、今後学習データの作成の際に追加したいと考えています。

7. 実物の誤差対策において折り曲げ後に新たな特徴点ができて影響はないか

ー実物の誤差対策とは隣接する特徴点による補完でしたら、全ての特徴点はそれぞれ隣接する特徴点の情報を加算することによって補完を行うため、出力として使用する新たな特徴点は誤差の少ない点になると考えています。

## ・学習結果について

1. シミュレーション結果において良好な結果と不良な結果の間で似たような形のものがあつたが、なぜこのような結果になったのか

ー現在調査中なので考察になりますが、似たような形状であっても、微小な位置ずれや角度、しわなどの変化により SegNet 内では全く異なる画像として扱われたのではないかと考えています。

2. シミュレーション環境と実環境の差は何か

ー実物の布の撮影時における光源の位置や強度、背景差分における布領域切り取り時のノイズなどが影響しているのではないかと考えています。これらに対してはシミュレータ上で、光源などを変更したような画像を撮影することなどによって解消したいと考えています。

3. 実物の布に対して特徴点が少ないのはなぜか

- 実物の布画像では座標の真値を人手によって設定しています。そのため、布が折れ曲がった際の四隅以外の座標を正確に記録することは困難であったため、評価には4隅のみを使用しました。今回は4隅のみを出力し結果として示しましたが、SegNetは49点を推定し、出力しています。